

# 自律型無人潜水機の自律行動の獲得

○望月翔太(北見工業大学), 渡辺美知子(北見工業大学),

鈴木育男(北見工業大学), 岩館健司(北見工業大学), 古川正志(北海道情報大学)

## 要旨

本研究は、三次元物理空間内の水環境内に自律型無人潜水機 (Autonomous Underwater Vehicle, AUV)をモデリングし、機体を制御しながら任意の目的地へ安定して到達させる自律遊泳行動の獲得を目的とする。自律遊泳行動の獲得には、人工ニューラルネットワーク(Artificial Neural Network, ANN)と遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm, GA)を用いた進化学習を採用する。提案手法の有効性を数値シミュレーション実験で検証する。

## 1. はじめに

地球の表面には、海洋が約7割もの面積を占めている。

その7割を占める海洋については、私たち人間が十分に調査できたかという点はまだ不十分である。特に、深海の調査に関しては、非常に困難なものであり十分な結果が得られなかった。しかし、機械技術やコンピューター技術の発展により人間が活動できない環境での調査を可能にする潜水艇が発明され、それによって今まで知られていなかった様々なことが発見されている。

一般に水の中では電波が減衰しやすいために無線通信を用いた潜水機の制御は非常に難しく、かといって有線の場合ではケーブルの長さによって探索の範囲が制限されたり、ケーブルが絡まったりなどの事故につながる危険性がある。これらの問題を解決するためには、無線でも有線でもなく予め水中での遊泳行動がプログラミングで組み込まれている。また、ロボット自身で周囲の環境に最適な判断ができることが要求されている。

本研究では、自律型無人潜水機 (Autonomous Underwater Vehicle, AUV)を三次元物理空間内にモデリングする。この水中探査ロボットは、前進、後退、右折、左折、上昇、下降の各1つの合計6つのスクリュウを制御し、水中探査ロボットの機体を制御しながら任意の目的地へ安定して到達させる自律遊泳行動の獲得を目的とする。物理演算エンジンには、NVIDIA社のPhysXを採用する。自律遊泳行動の獲得には、人工ニューラルネットワーク(Artificial Neural Network, ANN)と遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm, GA)を用いた進化学習を採用する。提案手法の有効性を数値シミュレーション実験で検証する。

## 2. 三次元物理モデリング(Anibot)

三次元物理モデリングとは、物理エンジンを用いて衝突、摩擦、重力などを考慮しながら様々な自然界の物理現象を再現することができる。

近年、ロボットや機械モデルや人工生物モデルをモデリングし、大気中や水中などの様々な環境下において、目的に沿って自律的な行動を獲得させる研究が盛んに行われている。これらの研究において北海道情報大学の古川ら<sup>1)</sup>は、自律行動の獲得に学習機能を持たせたモデルをアニボット(Animated Robot, Anibot)と名付けて活発的に研究を進めている。

## 3. AUV のモデリング

AUVは図1(a)に側面図、(b)に正面図、(c)に平面図を示している。このモデルは、ボディである円柱の後方に2つのスクリュウが設置され、左右には腕に当たる部分がある。また、それぞれの腕にも、後方と下方のところにスクリュウが設置されている。

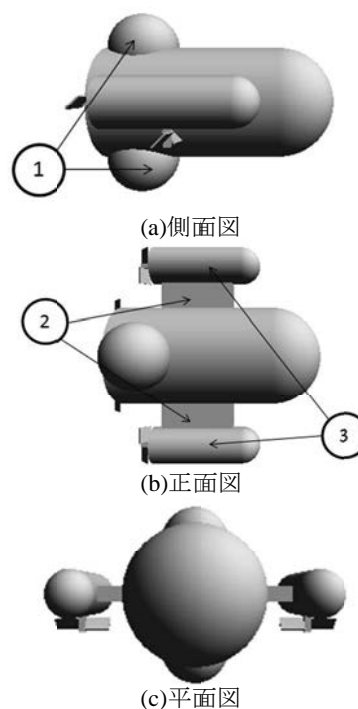


図1. AUV のモデル

表1. モデルの寸法(m)

全幅×全奥行×全高さ	4.0×3.3×2.6
①(半径)	0.5
②(x×y×z)	0.6×0.1×0.2
③(x×y×z)	1.8×0.6×0.6
②のスクリュウ(x×y×z)	0.1×0.01×0.13
③のスクリュウ(x×y×z)	0.1×0.01×0.2

#### 4. 人工ニューラルネットワーク(ANN)

ANN は、人間の脳神経のニューロンを数理モデル化したものの組合せのことであり、工学の分野で応用されている。ANN にはリカレントニューラルネットワークやスモールワールドネットワークなど様々なネットワーク構造があるが、本研究では入力から出力までの一方向のフィードフォワード型を採用した。この ANN の階層は3層とし、入力層、中間層、出力層からなっている。本研究での ANN のニューロン数は入力層3、中間層4、出力層6である。ここで、入力層には、モデル中心から目的地までの角度を入力する。ニューロンの出力関数には、式(1)の関数(ダブルシグモイド)を用い、スクリューの回転角速度として出力するように設定した。この式で  $T$  は温度計数として 0.1,  $\varphi$  を 0.5 に設定した。

$$f(x) = \left( \frac{1}{1 + e^{\frac{-x+\varphi}{T}}} + \frac{1}{1 + e^{\frac{-x-\varphi}{T}}} \right) - 1 \quad (1)$$

$$f(x) = \left( \frac{1}{1 + e^{-x/T}} \right) \quad (2)$$

#### 5. 遺伝的アルゴリズム(GA)

GA は生物の進化を模倣した最適化手法の一つであり、ANN のニューロン間の重み係数を最適化するのに用いられる。GA の遺伝子は重み係数を  $w$  とし、交叉、突然変異、淘汰の遺伝オペレーターを適用する。重み係数  $w$  の初期値にはランダムで発生させた値を代入する。この値の範囲は  $(-1 \leq w \leq 1)$  と設定する。なお、1step を 1/120 秒とする。表3 に GA の実験条件を示す。

表3. GA の実験条件

世代数	100
個体数	100
ステップ数	6000
交叉率	0.3
突然変異率	0.05
淘汰率	0.2

#### 6. 評価関数

式(3)の評価式  $F$  は、モデルから設定された初期位置から3ヶ所の目的地に対して目的地までの距離とモデルの速度ベクトルとの内積をステップ毎に計算し、総和を求める式である。式(4)は、式(3)で求めた3ヶ所それぞれの内積の総和で最も小さい値を  $e$  とする。最小値である  $e$  が大きい値を得るほど良い評価値とした。図2 は、水中探査ロボットと目的地を示している。

$$F_i = \sum_{t=0}^n |\vec{v}| |\vec{d}_i| \cos \theta \quad (3)$$

$$e = \min(R_i) \quad (4)$$

$n$ : ステップ数,  $i=1\sim 3$ : 目的地の数,  $\vec{v}$ : 速度ベクトル,  $\vec{d}_i$ : モデルから目的地までのベクトル

#### 7. 結果と考察

図2 は、AUV の初期位置から目的地に向かう自律遊泳の軌跡を示している。図3 は GA による収束状況を示し、縦軸に評価値、横軸に世代数を示している。図3 からは、早い世代から階段状に徐々に評価が良くなり、ほぼ 100 世代ぐらいで最適値へと収束しているのが分かる。

数値シミュレーション実験の結果、AUV は機体を制御しながら初期位置から任意の目的地へ安定させた状態で自律的に到達することが確認された。

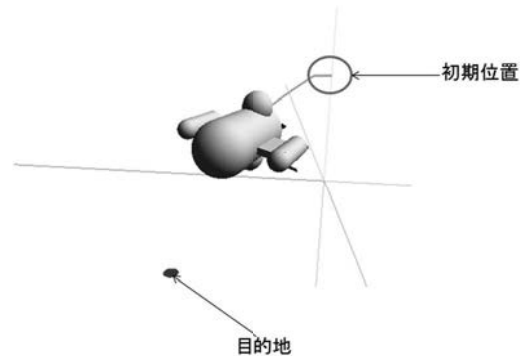


図2. AUV モデルの走行軌跡

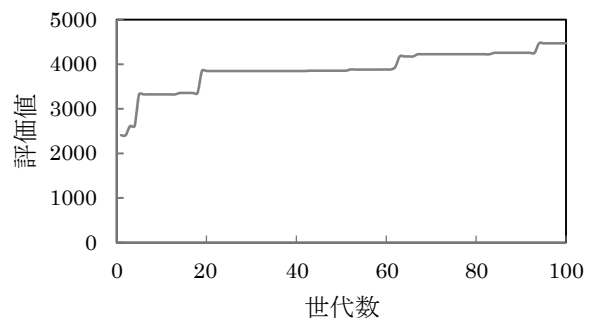


図3. GA による評価値の収束

#### 8. おわりに

本研究では、自律型無人潜水機(AUV)を三次元物理空間内にモデリングし、任意の目的地に安定して到達させる自律行動の獲得を行った。その結果、以下の事が得られた。

1. 自律型無人潜水機は機械学習の ANN と進化計算である GA を用いて、前進、後退、右折、左折、上昇、下降の行動を獲得することができた。
2. また、水中環境下で初期位置から目的地まで機体を制御しながら安定して到達する自律行動が獲得された。

#### 参考文献

- 1) 岩館健司, 米蛇佳祐, 鈴木育男, 山本雅人, 古川正志, *Animated Robot の研究 -剛体性モデルの学習と制御-*, ロボティクス・メカトロニクス講習会 2008, 2PG-G19(1)-(4), 2008
- 2) 山内智史, 渡辺美知子, 鈴木育男, 岩館健司, 古川正志, *水中マルチコプターの自律遊泳行動の獲得*, 情報処理北海道シンポジウム 2016, pp78-79, 2016